

基于支持向量机的机载产品 延长日历寿命方法

李郑琦¹, 何宇廷², 邵青², 魏鹏²

(1. 中国飞行试验研究院, 陕西 西安 710089; 2. 空军工程大学 工程学院, 陕西 西安 710038)

摘要:针对现有的外场数据统计法在确定飞机机载产品寿命指标上的局限性,建立了机载产品使用影响因素体系,利用某型机载产品在不同典型使用环境下的故障率数据,建立支持向量机回归分析模型,通过机器学习掌握已知机载产品使用影响因素向量和故障率数据的相互关系,根据已知的产品故障率数据对未知寿命进行预测。利用8个单位的产品故障率来预测另一单位的产品故障率,并给出了算例分析。计算结果与实际情况相吻合,表明该方法具有一定的应用价值。

关键词:机载产品;日历寿命;延寿;支持向量机;回归分析模型

DOI:10.3969/j.issn.1009-3516.2010.04.002

中图分类号: V241.01 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2010)04-0006-05

机载产品作为飞机的重要组成部分,其寿命指标直接关系到飞机的使用效率。机载产品使用寿命的指标分为以日历持续时间表示的日历寿命和以工作小时数或次数表示的工作寿命^[1]。工作寿命是建立在出厂试验基础上的,相对合理;而机载产品日历寿命指标普遍偏短^[2],存在产品寿命与主机寿命不匹配、日历寿命与工作寿命不匹配、翻修间隔过短等突出的问题,影响了机群的完好率,增加了飞机的保障费用。目前,国内在机载产品定、延寿研究中常用试验研究法、领先使用法、外场数据统计法、相似产品法等,并取得了一定的研究成果^[3-5]。外场数据统计法^[5]由于未综合考虑产品使用影响因素的差异,所定日历寿命指标只对取样单位的产品适用,对其他单位的产品则不能完全适用。同时新装备某种机型的单位,可能由于种种原因而无充分的飞行数据或产品故障数据可用,从而无法直接通过外场数据统计法来合理确定或延长其日历寿命指标。因此,如果利用其它单位所提供的相同机型的飞行使用及产品故障数据,找出不同单位机载产品使用影响因素之间的关系,便可利用已知的故障数据来预测未知,从而弥补外场数据统计法的局限性。本文通过建立机载产品使用影响因素体系以及建立支持向量机回归分析模型解决上述问题。

1 机载产品使用影响因素体系的建立

不同的使用环境、使用方式、维护水平对机载产品性能衰退的影响机理和程度有显著的差异^[6]。这些随机性因素构成多层次、多类别的体系结构。机载产品使用影响因素体系见图1。

* 收稿日期:2010-04-05

基金项目:国防预研基金资助项目(513270501)

作者简介:李郑琦(1964-),男,山西翼城人,高级工程师,主要从事飞行安全与寿命研究;E-mail:hyt666@tom.com
何宇廷(1966-),男,四川阆中人,教授,博士生导师,主要从事飞机结构可靠性与寿命研究。

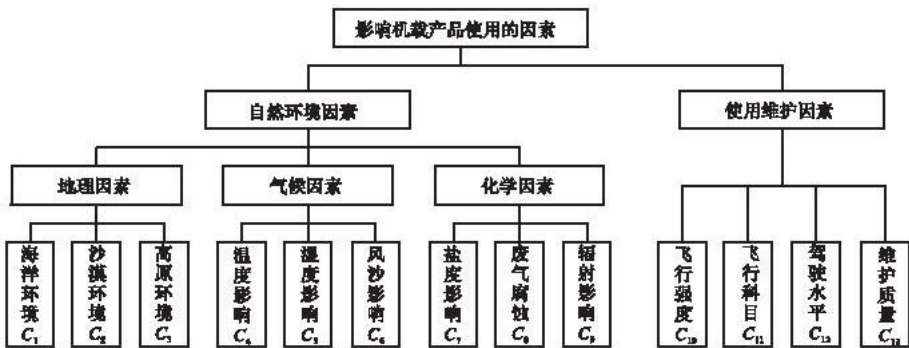


图1 机载产品使用影响因素体系

Fig.1 Influencing factors system of airborne products

2 支持向量机回归算法模型

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是机器学习领域发展产生的新工具^[7-9],它可以通过对已知数据的学习,找到数据内在的相互依赖关系,从而对未知数据进行预测或对其性质进行判断。鉴于支持向量机的诸多优良特性,本文将应用于机载产品的延长日历寿命决策之中。

2.1 SVM 回归模型的建立

给定训练样本集 $T = \{(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots, (\mathbf{x}_n, y_n)\} \in (X \times Y)^n, \mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^n, y_i \in \mathbf{R}$ 。假定训练集是按 $X \times Y$ 上的某个概率分布 $P(\mathbf{x}, y)$ 选取的独立同分布的样本点,同时给定损失函数 $c(\mathbf{x}, y, f)$, 回归问题就是寻找一个函数使得期望风险 $R(f) = \int c(\mathbf{x}, y, f) dP(\mathbf{x}, y)$ 达到最小。

下面在线性函数集合 $f(\mathbf{x}, \alpha) = (\omega \cdot \mathbf{x}) + b$ 中估计回归函数,把回归估计的问题定义对线性 ε 不敏感损失函数 ($\varepsilon \geq 0$) 进行风险最小化的问题。

对于训练样本集 T , 设 $R_{emp}(\omega, b) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - (\omega \cdot \mathbf{x}_i) - b|_\varepsilon$, 那么在约束式(1)条件下,使经验风险 $R_{emp}(\omega, b)$ 最小化等价于:寻找 ω, b , 使得由松弛变量 ξ_i, ξ_i^* 定义的下述量最小化:

$$F(\xi_i, \xi_i^*) = \sum_{i=1}^n \xi_i^* + \sum_{i=1}^n \xi_i$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} [(\omega \cdot \mathbf{x}_i) + b] - y_i \leq \varepsilon + \xi_i \\ y_i - [(\omega \cdot \mathbf{x}_i) + b] \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (1)$$

对上式构造拉格朗日函数:

$$L(\omega, \xi^*, \xi, \alpha^*, \alpha, C^*, \gamma, \gamma^*) = \sum_{i=1}^n (\xi_i^* + \xi_i) - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i - (\omega \cdot \mathbf{x}_i) - b + \varepsilon + \xi_i] - \sum_{i=1}^n \alpha_i^* [(\omega \cdot \mathbf{x}_i) + b - y_i + \varepsilon + \xi_i^*] - \frac{C^*}{2} [c_n - (\omega \cdot \omega)] - \sum_{i=1}^n (\gamma_i^* \xi_i^* + \gamma_i \xi_i) \quad (2)$$

求解上式即对 ω, b, ξ_i^* 和 ξ 求最小点,对拉格朗日乘子 $C^* \geq 0, \alpha_i^* \geq 0, \alpha_i \geq 0, \gamma_i^* \geq 0$ 和 $\gamma_i \geq 0$ 求最大点。根据 ε 不敏感损失函数定义可知,当 $f(\mathbf{x}_i) = (\omega \cdot \mathbf{x}_i) + b$ 与 y_i 的差别不大于 ε 时,不计误差,即为零,当大于 ε 时,误差为: $|f(\mathbf{x}_i) - y_i| - \varepsilon$ 。上面的凸二次规划问题,可转化为求解下述新形式:

$$\min W(\alpha, \alpha^*) = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) + \varepsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^n y_i (\alpha_i - \alpha_i^*)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C \end{cases} \quad (3)$$

支持向量回归函数为:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n (-\alpha_i + \alpha_i^*) (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) + b \quad (4)$$

对于非线性回归问题,通过核函数把非线性数据映射到高维空间,在高维空间中进行线性回归。支持向量机回归估计函数为:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n (-\alpha_i + \alpha_i^*) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + b \quad (5)$$

式中 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 是核函数。

2.2 基于 SVM 的机载产品寿命预测模型

下面将支持向量机回归模型应用于机载产品的寿命预测中。已知机载产品的故障率变量 λ 与输入向量 \mathbf{X} (影响因素向量) 之间存在一定的未知依赖关系,即存在一个未知的联合分布 $F(\mathbf{X}, \lambda)$, 根据 n 个独立同分布的观测样本 $(\mathbf{X}_1, \lambda_1), (\mathbf{X}_2, \lambda_2), \dots, (\mathbf{X}_n, \lambda_n)$, 在一组函数 $f(\mathbf{X}, \omega)$ 中求一个最优的函数 $f(\mathbf{X}, \omega_0)$, 使预测的期望风险最小^[10]。选取系统 S 为研究对象,它在给定的输入 \mathbf{X} 下得到一定的输出 λ , 预测的故障率输出为 $\hat{\lambda}$ 。假定影响因素向量和由此发生的故障率为已知,将它们作为训练样本,机器学习的目的就是求出对系统输入输出之间依赖关系的估计,使它获得对未知输出 $\hat{\lambda}$ 做出准确预测的能力。

3 算例分析

设某型机载产品装备于 9 个使用单位,不同单位的使用影响因素的值见表 1。在使用维护层次中,飞行员熟练程度和地勤维护质量水平愈高则对应的分值愈低。

假定第 9 个单位(即单位 I)新装备某型飞机,没有该型机载产品的故障率统计资料,而其余 8 个单位均可提供该型产品使用 600 h 以内的故障率信息。以 I 单位的产品预计故障率作为研究对象,利用其它单位的数据对其进行预测。表 2 列出 8 个单位统计的产品每间隔 100 h 的故障率数据,单位为 $10^{-6}/h$ 。

将训练样本的输入矩阵设为 $C_{13 \times 8}$, 输出为一组已知的对应各使用单位的产品故障率数值。由于不敏感损失函数的参数 ε 越大,支持向量越少,所以在模型建立过程中,将 ε 设为 0.001,并按图 2 中的流程计算。

表 2 每隔 100 h 统计的某机载产品的故障率(单位: $10^{-6}/h$)

Tab.2 Statistical failure rate of product every 100 h of each unit($10^{-6}/h$)

时间/h	使用单位							
	A	B	C	D	E	F	G	H
100	150	200	80	120	330	150	400	260
200	200	200	100	180	380	180	440	300
300	250	300	100	180	500	250	630	470
400	330	400	170	270	600	180	670	550
500	440	480	340	450	800	360	880	800
600	600	640	510	620	980	540	1 130	1 050

表 1 机载产品使用的影响因素表

Tab.1 Influencing factors of airborne products of each city

影响因素	使用单位								
	A	B	C	D	E	F	G	H	I
C_1	0.1	0.7	0.1	1.0	0.1	0.8	0.1	0.1	0.1
C_2	0.2	0.1	0.3	0.1	0.9	0.1	0.4	0.6	0.1
C_3	0.7	0.1	0.3	0.1	0.5	0.1	1.0	0.4	0.3
C_4	0.2	0.4	0.3	0.7	0.7	0.5	0.7	0.6	0.7
C_5	0.3	0.7	0.4	1.0	0.1	0.8	0.1	0.2	0.3
C_6	0.4	0.2	0.5	0.3	0.9	0.2	0.7	0.8	0.6
C_7	0.1	0.3	0.1	0.9	0.1	0.6	0.1	0.1	0.1
C_8	0.2	0.2	0.4	0.3	0.6	0.2	0.8	0.5	0.4
C_9	0.7	0.2	0.3	0.6	0.7	0.2	0.8	0.3	0.3
C_{10}	0.5	0.5	0.4	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
C_{11}	0.5	0.5	0.3	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
C_{12}	0.5	0.5	0.3	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
C_{13}	0.5	0.5	0.4	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5

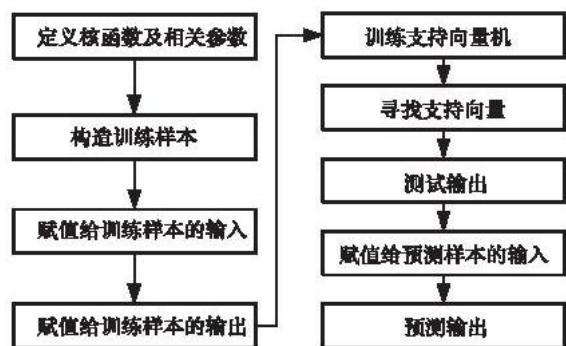


图 2 以 SVM 回归模型进行故障率预测流程图

Fig.2 Flow chart for failure rate forecasting based on SVM

流程中包括了将8组训练样本作为预测样本进行故障率预测的步骤,可用于检验模型精度,见图3。根据计算预测出机载产品在I单位使用的故障率见表3。

表3 预测出的某机载产品每间隔100h的故障率

Tab.3 Forecasted product failure rate every 100 h

使用时间/h	100	200	300	400	500	600
故障率/($10^{-6} \cdot h^{-1}$)	272.92	312.89	439.39	500.82	673.82	863.86

拟合出故障率 $\lambda(t)$ 的曲线(图4)之后,可计算出寿命。设产品的可靠度为 $R(t)$,故障率 $\lambda(t)$ 与可靠度 $R(t)$ 存在以下关系:

$$R(t) = \exp\left[-\int_0^t \lambda(t) dt\right] \tag{6}$$

平均故障间隔时间为:

$$T_{MBF} = \int_0^{\infty} R(t) dt \tag{7}$$

近似使用 T_{MBF} 作为寿命,将拟合出的 $\lambda(t)$ 代入式(6),将算得的 $R(t)$ 代入式(7)求得 T_{MBF} 为5961h,根据该型产品在I单位的实际使用情况并结合其工作寿命指标,即可以为延长产品的日历寿命值提供决策依据。

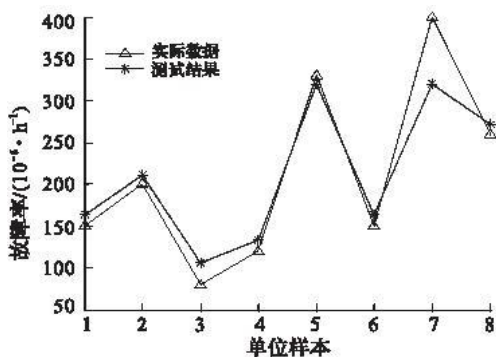


图3 100 h 故障率的测试对比

Fig.3 Test contrast of failure rates every 100 h

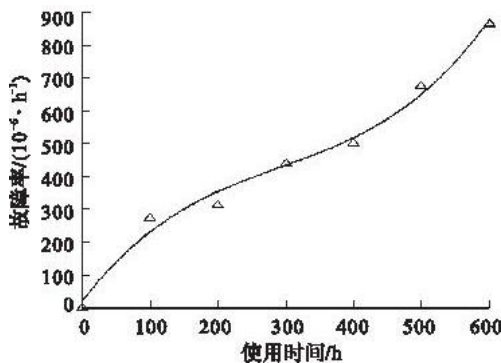


图4 拟合出的故障率预测曲线

Fig.4 Forecasting curve of failure rate

4 结束语

本文提出了一种基于支持向量机的“影响因素法”,考虑了与机载产品的使用有关的因素,构建了包含13个因素的影响因素体系,并建立了基于支持向量机的机载产品日历寿命回归预测模型,通过机器学习的方式来对未知寿命数据进行预测,然后进行了算例分析计算结果比较符合实际,说明该方法具有一定的实际应用价值。

本文建立的支持向量机回归预测模型只考虑了理想的情况,是较为宏观的模型。而事实上影响机载产品的微观因素依然存在,工程实际中,机载产品发生的随机故障较多,故障的随机性易对模型的预测精度产生影响,这需要在实际应用中进一步加以考虑。

参考文献:

[1] 国防科学技术工业委员会. GJB1989.5-94. 装备可靠性维修性参数选择和指标确定要求[S]. 北京:中国标准委员会, 1994.
 Commission of Technology and Industry for National Defence. GJB1989.5-94, Parameter Selection and Index Determining Requirement of Materiel Reliability and Maintenance [S]. Beijing: China Standard Committee, 1994. (in Chinese)

[2] 刘进成,冯金富,崔功. 军用飞机机载设备日历时限控制[J]. 空军工程大学学报:自然科学版,2002,3(1):22-25.
 LIU Jincheng, FENG Jinfu, CUI Gong. A Study of Calendar Time Control of Military Airborne Equipment[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2002,3(1):22-25. (in Chinese)

- [3] 刘宝钢. 航空机载成品日历寿命确定和延长方法研究[D]. 北京:北京航空航天大学,2008.
LIU Baogang. Study on Calendar Life Confirming and Extending Methods of Airborne Products[D]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2008. (in Chinese)
- [4] 陈圣斌,郝宗敏. 直 11 型机机载设备维修改革和延寿问题的研究[J]. 直升机技术,2005,34:18-23.
CHEN Shengbin,HAO Zongmin. The Research about Maintenance Innovation and Use - life Extension of Aboard Equipment for Z11 Helicopter [J]. Helicopter Technique,2005,34:18-23. (in Chinese)
- [5] 焦景堂. 中国航空机载设备寿命研究[J]. 航空学报,1995,16(5):44-49.
JIAO Jingtang. Study on China Aviation Airborne Equipment Life[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 1995,16(5):44-49. (in Chinese)
- [6] 张伦武,何新洲,杨万钧. 环境对装备的影响及装备环境工程标准分析[J]. 装备环境工程,2005,2(6):28-33.
ZHANG Lunwu, HE Xinzhou, YANG Wanjun. Analysis of the Environmental Effects and Environmental Engineering Standard for Materiel[J]. Metal Forming Technology, 2005,2(6):28-33. (in Chinese)
- [7] Vapnik V. The Natural of Statistical Theory[M]. New York:Springer Press, 1995.
- [8] Gunn S. Support Vector Machines for Classification and Regression[R]. Image Speech Intelligent System Research Group ISIS - 1-98,1998.
- [9] 李应红,蔚询楷,刘建勋. 支持向量机的工程应用[M]. 北京:兵器工业出版社,2004.
LI Yinghong, WEI Xunkai, LIU Jianxun. Engineering Applications of Support Vector Machines[M]. Beijing:Weapon Industry Press, 2004. (in Chinese)
- [10] 武涛. 空军航空维修安全评估研究[D]. 西安:空军工程大学,2007.
WU Tao. Study on Assessment of Air Force Aviation Maintenance[D]. Xi'an: Air Force Engineering University, 2007. (in Chinese)

(编辑:徐敏)

Research on SVM - based Predicting Method on Calendar Life Extension of Airborne Products

LI Zheng - qi¹, HE Yu - ting², SHAO Qing², WEI Peng²

(1. China Flight Test Institute, Xi'an 710089, China; 2. Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: In this paper an influencing factor system of airborne products is established based on a comprehensive consideration of factors like geography, climate, service situation and maintenance level. SVM regression analysis model and forecasting model of airborne products based on SVM are introduced. Then a life prediction model based on SVM is built according to the failure rate data of an airborne product equipped in some representative conditions. It can predict the service life of the product by finding out the relationship between the failure rate and the influencing factors, accordingly it can make up the localization of outfield data statistical method. A case shown in this paper presents the life forecasting process of before - mentioned method and the result indicates that this method is of some value for practical application.

Key words: airborne products; calendar life; life extension; support vector machine; regression analysis model